# Classification procedure with rejection classes e.g. for classification of road sign recognition, involves defining rejection class R as an additional class to which are assigned

Also published as: Publication number: DE19942223 (A1) **Publication date:** 2001-03-15 DE19942223 (C2) Inventor(s): KRESEL ULRICH [DE]; LINDNER FRANK [DE]; WOEHLER D US6690829 (B1) CHRISTIAN [DE] DAIMLER CHRYSLER AG [DE] Applicant(s): Cited documents: Classification: DE4404775 (C1) G06K9/62; G08G1/015; G06K9/62; G08G1/015; (IPC1-- international: DE19802261 (A1) 7): G06K9/66; G06F15/18; G06F17/00; G08G1/04 G06K9/62B2; G08G1/015 - European: Application number: DE19991042223 19990903 Priority number(s): DE19991042223 19990903

#### Abstract of DE 19942223 (A1)

During signals processing, in which signals S are checked for membership to objects of wanted classes Zk i.e. road signs, (with 1 is less than = k is less than the number of classes) and those of unwanted classes ZA are differentiated., a rejection class R is defined as an additional class, to which are assigned all signals S which cannot be unambiguously assigned to one of the classes Zk or Za . The comparison of an adjustable threshold value t with the output value (P reject) , supplied from a classification algorithm, serves as an assessment criterion with reference to assigning a signal S to the rejection class R.

Data supplied from the esp@cenet database — Worldwide



(f) Int. Cl.<sup>7</sup>:

# 19 BUNDESREPUBLIK **DEUTSCHLAND**



**DEUTSCHES PATENT- UND MARKENAMT** 

# Offenlegungsschrift <sub>(ii)</sub> DE 199 42 223 A 1

(1) Aktenzeichen:

199 42 223.0

22) Anmeldetag:

3. 9. 1999

(3) Offenlegungstag:

15. 3.2001

G 06 K 9/66 G 06 F 15/18 G 06 F 17/00 G 08 G 1/04

#### (7) Anmelder:

DaimlerChrysler AG, 70567 Stuttgart, DE

#### (72) Erfinder:

Kreßel, Ulrich, Dr.-Ing., 89073 Ulm, DE; Lindner, Frank, Dipl.-Ing., 89075 Ulm, DE; Wöhler, Christian, Dipl.-Phys., 89233 Neu-Ulm, DE

#### 66) Entgegenhaltungen:

DE 44 04 775 C1 DE 198 02 261 A1

NIEMANN, "Klassifikation von Mustern" Springer-Verlag, 1983, S. 5, 191/192; WÖHLER, C. u.a. "Dimensionality Reduction by lokal Processing" European Symposium on Artifical Neural Networks, Brügge, 1999; FRANKE, U. et al. "Autonomous Driving Goes Downtown", IEEE Intelligent Systems, Nov/Dec. 1998, S. 40-48; D.M. Gavrilla "Multi-Feature-Hierachical Template Matching Using distance Transforms"

IEEE Int. Conf. on Pattern Recogniton, S. 439-444, Brisbane, 1998;

#### Die folgenden Angaben sind den vom Anmelder eingereichten Unterlagen entnommen

Prüfungsantrag gem. § 44 PatG ist gestellt

- (A) Klassifikationsverfahren mit Rückweisungsklasse
- Die Erfindung betrifft ein Verfahren zur Verarbeitung von Signalen, bei welchem Signale S auf die Zugehörigkeit zu Objekten von erwünschten Klassen Z k überprüft und von Objekten unerwünschter Klassen ZA unterschieden werden. Als zusätzliche Klasse wird eine Rückweisungsklasse definiert, welcher über ein Schrankenverfahren rückgewiesene Signale zugeordnet werden. Die Erfindung beschreibt auch den Aufbau und die erfindungsgemäße Verwendung eines neuartigen Radial-Basis-Funktions-Klassifikators. Durch den Einsatz von Bootstrapping Techniken und Dimensionsreduktion im Merkmalsraum ist es möglich, eine Leistungsverbesserung des Verfahrens zu erreichen.



## DE 199 42 223 A 1

#### Beschreibung

Die Erfindung betrifft ein Verfahren zur Verarbeitung von Signalen, bei welchem Signale S auf die Zugehörigkeit zu Objekten von erwünschten Klassen  $Z_k$  überprüft und von Objekten unerwünschter Klassen  $Z_A$  unterschieden werden.

Um keine relevanten Objekte zu übergehen produzieren Segmentieralgorithmen im allgemeinen eine große Anzahl von Hypothesen deren Überprüfung einen großen Zeitaufwand bedarf. Nachteilig wirkt sich auch aus, daß ein Segmentieralgorithmus oft nur eine kleine Anzahl von Merkmalen der zu segmentierenden Objekte, wie Form oder Farbe, beachten kann, um in Echtzeit ein komplettes Bild oder zumindest Regionen eines Bildes, in welchem wissentlich neue Objekte auftauchen können, zu untersuchen. Im Falle einer Segmentierung von kreisrunden Verkehrszeichen in Straßenszenen wird im allgemeinen die Segmentierung mittels einer Hough-Transformation (K. R. Castleman; Digital Image Processing, Prentice Hall, New Jersey, 1996) oder einer Distanztransformation die auf einen Matching-Algorithmus basiert (D. M. Gavrilla; Multi-Feature-Hierachical Template Matching Using distance Transforms, IEEE Int. Confon Pattern Recognition, pp. 439–444, Brisbane, 1998) durchgeführt, um alle für ein kreisrundes Verkehrszeichen typischen Formen zu finden.

Für eine Klassifkation, welche sich einer solchen Segmentierung anschließt, stellt sich als hauptsächliches Problem nun nicht die Unterscheidung der unterschiedlichen Objekte der Klassen  $Z_k$  (z. B. Verkehrszeichen) untereinander, sondern die Schwierigkeit die Objekte dieser Klassen  $Z_k$  von den Objekten der unerwünschten Klassen  $Z_k$  zu unterscheiden. Hierbei bestehen die Objekte der unerwünschten Klassen  $Z_k$  aus beliebigen Bildbereichen, welche wegen ihrer Ähnlichkeit mit Objekten der Klassen  $Z_k$  vom Segmentieralgorithmus ausgewählt wurden.

Dies führt zu einem Zwei-Klassen-Problem, bei welchem allerdings nur die Klassen  $Z_k$  mehr oder minder im Merkmalsraum lokalisierbar ist, während die Klassen  $Z_A$  weit über den Merkmalsraum gestreut ist. Dabei ist es im allgemeinen unmöglich eine beschränkte Anzahl von "typischen" Objekten zu finden, die den Klassen  $Z_A$  zuzuordnen sind. Wäre die Anzahl von Objekten der Klassen  $Z_A$  beschränkt, so wäre es einem Klassifikator möglich sich ausgehend von einem Set von Lembeispielen auf die ganze Variation von denkbaren Elementen der Klassen  $Z_A$  zu generalisieren; die Annahme einer in sich abgeschlossenen Welt möglicher Objekte (Closed World Assumption), von welcher im allgemeinen die Klassifikationstheorie ausgeht wird in diesem Falle verletzt.

In der Realität gehört der größte Teil der von einem Segmentieralgorithmus gelieferten Objekte den Klassen Z<sub>A</sub> an. Bei der Verkehrszeichenerkennung sind dies typischerweise mehr als 95 Prozent, was das Klassifikationsproblem noch erschwert.

Aufgabe der Erfindung ist es, ein Verfahren zur Verarbeitung von Signalen zu finden, bei welchem mit hoher Sicherheit während einer Verarbeitung der Signale in Echtzeit eine Fehlklassifikation von Objekten der Klassen Z<sub>A</sub> vermieden, das heißt die Wahrscheinlichkeit, daß Objekte der Klassen Z<sub>A</sub> fälschlicherweise einer der Klassen Z<sub>k</sub> zugeordnet werden, gering gehalten wird.

Die Aufgabe wird durch ein Verfahren zur Verarbeitung von Signalen, bei welchem Signale S auf die Zugehörigkeit zu Objekten von erwünschten Klassen  $Z_k$  (mit 1 <= k <= Anzahl unterschiedlicher Klassen) überprüft und von Objekten unerwünschter Klassen  $Z_k$  unterschieden werden, wobei als zusätzliche Klasse von Objekten eine Rückweisungsklasse R definiert wird, welcher alle Signale S zugewiesen werden die nicht eindeutig einer der Klassen  $Z_k$  oder  $Z_k$  zugeordnet werden können. Hierbei dient als Beurteilungskriterium bezüglich einer Zuordnung eines Signals 5 zu der Rückweisungsklasse R der Vergleich eines einstellbaren Schwellwertes t mit dem Ausgangswert  $P_{reject}$ , welcher von einem Klassifikationsalgorithmus geliefert wird.

Erfindungsgemäß wird der vom Klassifikationsalgorithmus gelieferte Ausgangswert  $P_{reject}$ , in einer solchen Weise erzeugt, daß durch die Veränderung des Schwellwertes t direkt das Verhältnis der Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifikationen von Signalen die einer der Klassen  $Z_k$  angehören, zu der Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifikationen von Signalen die einer der Klassen  $Z_k$  angehören beeinflußt wird.

In der praktischen Anwendung des erfindungsgemäßen Verfahrens ist es dann allgemein üblich den Schwellwert t so zu wählen, daß die Wahrscheinlichkeit für Fehlklassifikationen von Objekten die den unerwünschten Klassen  $Z_A$  angehören (false positives) minimal wird, auch wenn dies zu einer erhöhten Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifikationen von Objekten der erwünschten Klassen  $Z_k$  führt. Dieses Ungleichgewicht bei der Auslegung des Signalverarbeitungsverfahrens ist zulässig, denn in einem realen Umfeld wird normalerweise die Erfassungseinheit einer Signalverarbeitungsanlage, in welcher das erfindungsgemäße Verfahren implementiert ist, tatsächlich vorhandene Objekte der Klasse  $Z_k$  im Laufe nacheinander folgender Zeitabschnitte immer wieder erfassen. So daß es äußert unwahrscheinlich ist, daß dieses Objekt während des gesamten, seine Detektion ermöglichenden Zeitraums nicht entdeckt wird (U. Franke et al.; Autonomous Driving Goes Downtown, IEEE Intelligent Systems, Nov./Dec. 1998, pp. 40–48).

In einer vorteilhaften Ausgestaltung der Erfindung handelt es sich bei dem Klassifikationsalgorithmus, welcher einen Wert  $P_{reject}$  liefert, der mit dem Schwellwert t verglichen wird, um einen Polynomklassifikator. Dabei wird der Klassifikationsalgorithmus so gestaltet, daß der Ausgangswert  $P_{reject}$  das Quadrat der Entfernung des Ausgabevektors des Klassifikationsalgorithmus vom nächstliegenden eine Klasse beschreibenden Vektor im Entscheidungsraum beschreibt. Dieser Wert wird in der Literatur auch als RAD-Kriterium bezeichnet. Der so erzeugte Wert  $P_{reject}$  wird nun mit dem Schwellwert t verglichen, und im Falle, daß  $P_{reject}$  größer als der Schwellwert t ist, wird das Signal der Rückweisungsklasse R zugewiesen.

Eine weitere mögliche Ausgestaltung der Erfindung ergibt sich für den Fall, daß es sich bei dem Klassifikationsalgorithmus, welcher einen Wert P<sub>reject</sub> liefert, welcher mit dem Schwellwert t verglichen wird, um einen Radial-Basis-Funktions-Klassifikator handelt.

In einer vorteilhaften Ausgestaltung basiert der Radial-Basis-Funktions-Klassifikator auf einer Menge von Rampenfunktionen R(d<sub>i</sub>). Dies Rampenfunktionen werden durch zwei Parameter a<sub>i</sub> und b<sub>i</sub> definiert, in der Weise, daß

$$R(d_i) = \begin{cases} 1 & \text{wenn } d_i \leq a_i \\ \frac{b_i - d_i}{b_i - a_i} & \text{wenn } a_i < d_i < b_i \\ 0 & \text{wenn } d_i \geq b_i \end{cases}$$
 (1)

Dazu werden die Parameter  $a_i$  und  $b_i$  ausgehend von einem Clustering-Algorithmus aus den im Trainingsset enthaltenen Objekten der Klassen  $Z_k$  bestimmt.

Es zeigt sich, daß sich als Clustering-Algorithmus, welcher als Ausgangspunkt für die Bestimmung der Parameter ai und bi dient, ein agglomerativer Clustering-Algorithmus besonders bewährt. Es ist jedoch auch denkbar beliebige andere, zur Clusterung von Vektoren geeignete Algorithmen zu verwenden. Bei dem vorteilhafterweise eingesetzten agglomerativen Clustering-Algorithmus erfolgt die Clusterung in 4 Verarbeitungsschritten a)-d), welche wie folgt durchführt werden:

a) Zuerst wird eine, der Anzahl  $M_k$  von Objekten der Klassen  $Z_k$  im Trainingset entsprechende Menge an Referenzvektoren  $G_i$  bestimmt. Diese Referenzvektoren  $G_i$  entsprechen den  $M_k$  Objekten der Klassen  $Z_k$  im Merkmalsraum und werden mit der Wichtung  $w_i = 1$  gewichtet, mit  $1 <= i <= M_k$ ,

15

30

35

40

- b) Anschließend wird für jeden Referenzvektor  $G_i$  derjenige Referenzvektor  $G_j$  bestimmt der diesem an nächsten liegt und nachfolgend werden  $G_i$  und  $G_j$  zu einem Clusterpaar  $(G_i, G_j)$  zusammengefaßt.
- c) Die so entstehenden Clusterpaare  $(G_n, G_m)$  werden durch einen neuen Vektor  $G_p$  ersetzt der nach der Gleichung  $G_p = (w_n G_n + w_m)/(w_n + w_m)$  bestimmt wird, und welchem das Gewicht  $w_p = (w_n + w_m)$  zugeordnet wird. Abschließend treten an die Stelle der Daten der ursprünglichen Referenzvektoren  $G_i$  und deren Gewichte  $w_i$  die Daten der neu bestimmten Vektoren  $G_p$  und deren Gewichte  $w_p$ .
- d) Die Verfahrensschritte b) und c) werden nun so oft wiederholt, bis die Anzahl der verbliebenen Referenzvektoren G<sub>i</sub> kleiner als eine vorgebbare Zahl N wird, oder die minimale Distanz zwischen den einzelnen Referenzvektoren G<sub>i</sub> größer als ein frei wählbarer Distanzwert D<sub>min</sub> wird.

Auf das vorgehen zur vorteilhaften Auswahl des Distanzwertes  $D_{min}$  soll im späteren Teil der Beschreibung noch näher eingegangen werden.

Nach erfolgter Clusterung werden dann die Referenzvektoren  $G_i$  herangezogen um die Zwischen-Parameter  $e_i$ ,  $f_i$ ,  $\mu_k$  und  $\mu_{ave}$  zu bestimmen. Dies erfolgt in den nachfolgend beschriebenen Schritten in den Schritten e)-h):

- e) Für jeden Referenzvektor  $G_i$  wird ein Parameter  $e_i$  bestimmt, welcher der Entfernung dieses Referenzvektors vom nächstliegenden Clusterzentrum der selben Klasse beschreibt.
- f) Für jeden Referenzvektor G<sub>i</sub> wird ein Parameter f<sub>i</sub> bestimmt, welcher der Entfernung dieses Referenzvektors vom nächstliegenden Clusterzentrum einer der anderen Klassen beschreibt.
- g) Für jede Klasse k wird der mittlere Abstand aller zu dieser Klasse gehörigen Cluster  $\mu_k$  zueinander bestimmt.
- h) Es wird ein mittlerer Abstand  $\mu_{ave}$  bestimmt, welcher dem Mittelwert aller  $\mu_k$  entspricht.

Aus den Zwischen-Parametern  $e_i$ ,  $f_i$ ,  $\mu_k$  und  $\mu_{ave}$  können nun mittels einer Zuweisungsvorschrift die Parameter  $a_i$  und  $b_i$  bestimmt werden:

$$a_{i} = \begin{cases} 0 & wenn \ e_{i} > b_{i} \\ e_{i} & wenn \ e_{i} < b_{i} / T \\ \frac{b_{i} - e_{i}}{T - 1} & sonst \end{cases}$$

$$(2a)$$

$$b_{i} = \begin{cases} \mu_{ave} & wenn \ f_{i} > \mu_{ave} \\ f_{i} & sonst \end{cases}$$
 (2b)

Im Rahmen dieser Zuweisungsvorschrift wird der Parameter T auf einen Wert größer oder gleich 2 voreingestellt. Als Voreinstellung ist es ratsam T=3 zu wählen, wodurch man einen Wert von  $R(d_i)=0.5$  für die am nächstliegenden Cluster von zwei unterschiedlichen Klassen erhält.

Aus den Rampenfunktionen R(d<sub>i</sub>) des Radial-Basis-Klassifikators wird nun der Wert P<sub>reject</sub> für jedes Signal S auf nachfolgend beschriebene Weise mit den Zwischenschritte i)-k) bestimmt:

- i) Für das Signal S werden die Abstände die zu allen Referenzvektoren Gi berechnet.
- j) Der Radial-Basis-Funktions-Klassifikator errechnet für jeden dieser Abstände die den entsprechenden Wert R(di).
- k) Anschließend wird für jede Klasse k ein Wert P<sub>sk</sub> berechnet, welcher aus der Summe aller dieser Klasse zuge- 65 ordneten R(d<sub>i</sub>) besteht.
- d) Die Summe aller P<sub>sk</sub> liefert den Zwischenwert S<sub>p</sub>.

Das Maß für die Wahrscheinlichkeit  $P_k$ , daß ein Signal S zu einer bestimmten Klasse k gehört wird aus den Parametern  $P_{sk}$  und  $S_p$  über eine Zuweisungsregel wie nachfolgend bestimmt:

$$s \quad P_{k} = \begin{cases} P_{sk} / S_{p} & wenn \ S_{p} > 1 \\ P_{sk} & wenn \ S_{p} \leq 1 \end{cases}$$
 (3)

Im Anschluß an diese Bestimmung wird nun  $P_{reject}$  auf den Wert des größten, aller Werte  $P_k$  gesetzt wird. Ergibt der Vergleich von  $P_{reject}$  mit dem Schwellwert t, daß  $P_{reject}$  Meiner als dieser Schwellwert t ist, dann wird das Signal S der Rückweisungsklasse R zugewiesen.

Als zusätzliches Rückweisungskriterium bei der Verwendung eines Radial-Basis-Funktions-Klassifikator wird für den Fall, daß  $S_p$  kleiner oder gleich 1 ist, ein zusätzlicher Parameter  $P_{rueck}$  generiert und auf den Wert 1- $S_p$  gesetzt. Für den Fall, daß  $P_{rueck}$  größer als alle für das Signal S berechneten Werte  $P_k$  ist, wird dieses Signal der Rückweisungsklasse R zugeordnet.

In vorteilhafterweise kann die Qualität der vom Klassifikator gelieferten Ergebnisse verbessert werden, wenn im Rahmen des Klassifikatortrainings Bootstrapping angewandt wird. Diese Technik zielt darauf ab, daß das Set von Trainingsdaten, welches zum Training des Klassifikators verwendet, wird neben den Objekten der Klasse  $Z_k$  nur solche Objekte der Klasse  $Z_k$  enthält, welche im Merkmalsraum nahe den Objekten der Klassen  $Z_k$  liegen.

Bei der Verwendung eines Radial-Basis-Funktions-Klassifikators erfolgt das Bootstrapping im Rahmen des Clusteringprozesses zur Ermittlung der Parameter a<sub>i</sub> und b<sub>i</sub>.

In einem ersten Schritt wird bei der Clusterung zwischen den Klassen  $Z_k$  und  $Z_A$  zunächst nicht unterschieden. Der frei wählbare Distanzwert  $D_{min}$  wird sehr groß gewählt (siehe auch obiger Verfahrensschritt d)), so daß als Ergebnis nur eine kleine Zahl von Referenzvektoren  $G_i$  entstehen. Es zeigt sich, daß in vorteilhafterweise  $D_{min}$  in der Größenordnung von  $N^2$  gewählt wird, wobei N der Dimension des Merkmalsraumes entspricht. Entsprechend den oben beschriebenen Verfahrensschritten wird der Radial-Basis-Funktions-Klassifikator aufgebaut und mit dem Set von Trainingsdaten gespeist. Zurückgewiesene Signale der Klasse  $Z_k$  und False Positives werden als fehlklassifizierte Signale markiert. Richtig klassifizierte Signale der Klassen  $Z_A$ , werden als richtig klassifiziert gewertet. Dies gilt auch für zurückgewiesenen Signale der Klassen  $Z_A$ , da eine Zurückweisung hier ebenfalls auf ein nicht relevantes Signal (entsprechend aller Signale der Klassen  $Z_A$ ) hinweist. Dem Set der ursprünglichen Referenzvektoren  $G_i$  werden die Merkmalsvektoren der als fehlklassifiziert markierten Signale S mit der Gewichtung 1 hinzugefügt. Die so entstehende Menge an Referenzvektoren dient als Trainingsset für den nächsten Schritt im Bootstrappingprozesses.

Im weiteren Verlauf Prozesses wird nun der Wert  $\bar{D}_{min}$  immer kleiner gewählt (entsprechend der obigen Beschreibung im Verfahrensschritt d)), so daß eine immer größere Anzahl von Referenzvektoren  $G_i$  entsteht. Dadurch wird erreicht, daß die Signale der Klassen  $Z_k$  welche im Merkmalsraum nahe bei den Signalen der Klassen  $Z_k$  liegen mehrfach vom Clusteringalgorithmus in Betracht gezogen werden. Dies führt im Ergebnis dazu, daß sich im Zentrum eines Klassenclusters im Merkmalsraum nur von eine geringe Anzahl von Referenzvektoren befinden, während die Randbereiche eines Klassenclusters von einer signifikant größeren Dichte an Referenzvektoren besetzt wird. Dies führt zu einer verbesserten Abgrenzung der Bereiche der Klassen  $Z_k$  von denen der Klassen  $Z_A$  im Merkmalsraum.

Der Parameter  $D_{min}$  ist dabei von einem Schritt im Bootstrappingprozess zum nächsten jeweils so zu verringern, daß die Klasssifikationsleistung auf dem Trainingsset im aktuellen Schritt besser als im vorangegangenen ist. Im allgemeinen führt eine jeweilige Verringerung von  $D_{min}$  um 40% zum Erfolg. Die genauen Werte müssen jedoch experimentell ermittelt werden.

Der Bootstrappingprozess wird abgebrochen, wenn keine Steigerung der Klassifikationsleistung mehr erreicht werden kann.

Um den Aufwand an Rechenleistung und Rechnerkapazität zu minimieren, bietet es sich vorteilhafterweise an, eine Dimensionsreduktion im Merkmalsraum vorzunehmen. Dies kann in beispielhafter Weise mittels der allgemein bekannten Hauptachsen-Transformation erreicht werden. Es ist aber auch möglich die Dimensionsreduktion mittels eines Local-Processing-Algorithmus (C. Wöhler, u. a.; Dimensionality Reduction by Local Processing, Ezrropean Symposium on Artificial Neurral Networks, Brügge, 1999) vorzunehmen. Dieser Algorithmus basiert auf einem vorwärtsgerichteten Neuronalen Netz mit räumlichen oder raum-zeitlichen rezeptiven Feldern, wie in der Schrift DE 198 02 261 aufgezeigt. Das Netzwerk wird auf eine Weise trainiert, daß das Signalmuster, welches an einem seiner Zwischenlagen als Eingangssignal für einen weiteren Klassifikator verwendet werden kann. Dies wäre beispielhaft bei dem erfindungsgemäßen Verfahren ein Polynomklassifikator oder ein Radial-Basis-Funktions-Klassifikator.

In vorteilhafterweise kann das Verfahren zur Verarbeitung von Signalen, bei welchem Signale S auf die Zugehörigkeit zu Objekten von erwünschten Klassen  $Z_k$  überprüft und von Objekten unerwünschter Klassen  $Z_k$  unterschieden werden, auch als Computerprogramm abgebildet werden. Wobei dieses Computerprogramm auf einem Speichermedium gespeichert sein kann und es möglich ist es in einen Rechner zu laden. Das Computerprogramm übernimmt die von einem Segmentierer gelieferten Signale S und führt sie einer Klassifikation zu. Diese Klassifikation bedient sich eines Klassifikators, welcher einen Ausgabewert  $P_{reject}$  liefert, der mit einem vorgebbaren Schwellwert t verglichen wird. Anhand dieses Vergleichs kann sodann entschieden werden ob ein vom Klassifikator klassifiziertes Signal einer Rückweisungsklasse zugewiesen werden soll.

#### Patentansprüche

Verfahren zur Verarbeitung von Signalen, bei welchem Signale S auf die Zugehörigkeit zu Objekten von erwünschten Klassen Z<sub>k</sub> (mit 1 <= k <= Anzahl unterschiedlicher Klassen) überprüft und von Objekten unerwünschter Klassen Z<sub>A</sub> unterschieden werden, dadurch gekennzeichnet,
 daß als zusätzliche Klasse von Objekten eine Rückweisungsklasse R definiert wird, welcher alle Signale S zugewie-

DE 199 42 223 A 1 sen werden die nicht eindeutig einer der Klassen Zk oder ZA zugeordnet werden können, daß als Beurteilungskriterium bezüglich einer Zuordnung eines Signals S zu der Rückweisungsklasse R der Vergleich eines einstellbaren Schwellwertes t mit dem Ausgangswert Preject, welcher von einem Klassifikationsalgorithmus gelieferten wird, dient. 2. Verfahren nach Anspruch 1, dadurch gekennzeichnet, daß der vom Klassifikationsalgorithmus gelieferte Ausgangswert Preject in einer solchen Weise erzeugt wird, daß durch die Veränderung des Schwellwertes t direkt das Verhältnis der Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifikationen von Signalen die einer der Klassen  $\mathrm{Z}_{\mathbf{k}}$  angehören, zu der Wahrscheinlichkeit von Fehlklassifikationen von Signalen die einer der Klassen ZA angehören beeinflußt wird. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 oder 2, dadurch gekennzeichnet, daß es sich bei dem Klassifikationsalgorithmus, welcher einen Wert Preject liefert, der mit dem Schwellwert t verglichen wird, um einen Polynomklassifikator handelt. 4. Verfahren nach Anspruch 3, dadurch gekennzeichnet, daß der Klassifikationsalgorithmus so gestaltet ist, daß der Ausgangswert Preject das Quadrat der Entfernung des Ausgabevektors des Klassifikationsalgorithmus vom nächstliegenden eine Klasse beschreibenden Vektor im Entscheidungsraum beschreibt (RAD-Kriterium). 5. Verfahren nach Anspruch 4, dadurch gekennzeichnet, daß Preject (RAD-Kriterium) mit dem Schwellwert t verglichen wird, und daß im Falle, daß Preject größer als der Schwellwert t ist das Signal der Rückweisungsklasse R zugewiesen wird. 6. Verfahren nach einem der Ansprüche 1 oder 2, dadurch gekennzeichnet, daß es sich bei dem Klassifikationsalgorithmus, welcher einen Wert Preject liefert, der mit dem Schwellwert t verglichen wird, um einen Radial-Basis-Funktions-Klassifikator handelt. 7. Verfahren nach Anspruch 6, dadurch gekennzeichnet, daß der Radial-Basis-Funktions-Klassifikator auf eine Menge von Rampenfunktionen R(di) basiert, welche jeweils durch zwei Parameter ai und bi definiert sind, welche ausgehend von einem Clustering-Algorithmus aus den im Trainingsset enthaltenen Objekten der Klassen  $\mathbf{Z}_k$  bestimmt werden. 8. Verfahren nach Anspruch 7, dadurch gekennzeichnet, daß der Clustering-Algorithmus, welcher als Ausgangspunkt für die Bestimmung der Parameter ai und bi dient, ein agglomerativer Clustering-Algorithmus ist. 9. Verfahren nach Anspruch 8, dadurch gekennzeichnet, daß der Clustering-Algorithmus die Clusterung in 4 Verarbeitungsschritten a)-d) wie folgt durchführt: a) Zuerst wird eine, der Anzahl  $M_k$  von Objekten der Klassen  $Z_k$  im Trainingset entsprechende Menge an Referenzvektoren Gi bestimmt. Diese Referenzvektoren Gi entsprechen den Mk Objekten der Klassen Zk im Merkmalsraum und werden mit der Wichtung  $w_i = 1$  gewichtet, mit  $1 < = i < = M_k$ , b) Anschließend wird für jeden Referenzvektor Gi derjenige Referenzvektor Gi bestimmt der diesem an nächsten liegt und nachfolgend werden Gi und Gj zu einem Clusterpaar (Gi, Gj) zusammengefaßt. c) Die so entstehenden Clusterpaare (Gn, Gm) werden durch einen neuen Vektor Gp ersetzt der nach der Gleichung  $G_p = (w_n G_n + w_m G_m)/(w_n + w_m)$  bestimmt wird, und welchem das Gewicht  $w_p = (w_n + w_m)$  zugeordnet wird. Abschließend treten an die Stelle der Daten der ursprünglichen Referenzvektoren Gi und deren Gewichte wi die Daten der neu bestimmten Vektoren Gp und deren Gewichte wp. d) Die Verfahrensschritte b) und c) werden nun so oft wiederholt, bis die Anzahl der verbliebenen Referenzvektoren Gi kleiner als eine vorgebbare Zahl N wird, oder die minimale Distanz zwischen den einzelnen Referenzvektoren Gi größer als ein frei wählbarer Distanzwert Dmin wird. 10. Verfahren nach einem der Ansprüche 6 bis 9, dadurch gekennzeichnet, daß zur Bestimmung der Parameter a und bi die vom Clustering-Algorithmus gelieferten Referenzvektoren Gi herangezogen werden und in den Schritten a)-d) die Zwischen-Parameter ei, f<sub>i</sub>, μ<sub>k</sub> und μ<sub>ave</sub> bestimmt werden: a) Für jeden Referenzvektor Gi wird ein Parameter ei bestimmt, welcher der Entfernung dieses Referenzvektors vom nächstliegenden Clusterzentrum der selben Klasse beschreibt. b) Für jeden Referenzvektor Gi wird ein Parameter fi bestimmt, welcher der Entfernung dieses Referenzvektors vom nächstliegenden Clusterzentrum einer der anderen Klassen beschreibt. c) Für jede Klasse k wird der mittlere Abstand aller zu dieser Klasse gehörigen Cluster µk zueinander bestimmt. d) Es wird ein mittlerer Abstand  $\mu_{ave}$  bestimmt, welcher dem Mittelwert aller  $\mu_k$  entspricht. 11. Verfahren nach einem der Ansprüche 7 bis 10, dadurch gekennzeichnet, daß Parameter ai und bi aus den Zwischen-Parametern  $e_i,\,f_i,\,\mu_k\,\text{und}\,\,\mu_{avc}$  mittels einer Zuweisungsvorschrift bestimmt werden.

12. Verfahren nach Anspruch 7, dadurch gekennzeichnet, daß der Wert P<sub>reject</sub> für jedes Signal S auf nachfolgend beschriebene Weise mit den Zwischenschritte a)-d) aus den Rampenfunktionen R(d<sub>i</sub>) bestimmt wird:

a) Für das Signal S werden die Abstände di zu allen Referenzvektoren Gi berechnet.

b) Der Radial-Basis-Funktions-Klassifikator errechnet für jeden dieser Abstände die den entsprechenden Wert R(di).

45

55

60

65

c) Anschließen wird für jede Klasse k ein Wert  $P_{sk}$  berechnet, welcher aus der Summe aller dieser Klasse zugeordneten  $R(d_i)$  besteht.

d) Die Summe aller P<sub>sk</sub> liefert den Zwischenwert S<sub>p</sub>.

13. Verfahren nach Anspruch 12, dadurch gekennzeichnet, daß das Maß für die Wahrscheinlichkeit  $P_k$ , daß ein Signal S zu einer bestimmten Klasse k gehört aus den Parametern  $P_{sk}$  und  $S_p$  über eine Zuweisungsregel berechnet wird.

14. Verfahren nach Anspruch 13, dadurch gekennzeichnet, daß  $P_{reject}$  auf den Wert des größten, aller für dieses Signal S berechneten Werte  $P_k$  gesetzt wird.

15. Verfahren nach Anspruch 14, dadurch gekennzeichnet, daß P<sub>reject</sub> mit dem Schwellwert t verglichen wird, und daß im Falle, daß P<sub>reject</sub> Meiner als der Schwellwert t ist das Signal der Rückweisungsklasse R zugewiesen wird.
16. Verfahren nach Anspruch 15, dadurch gekennzeichnet, daß im Falle, daß S<sub>p</sub> kleiner oder gleich 1 ist, ein zusätz-

## DE 199 42 223 A 1

licher Parameter  $P_{rueck}$  erzeugt wird, welcher auf den Wert 1- $S_p$  gesetzt wird.

17. Verfahren nach Anspruch 16, dadurch gekennzeichnet, daß für den Fall, daß  $P_{rueck}$  größer als alle für das Signal S berechneten Werte Pk ist, dieses Signal der Rückweisungsklasse R zugeordnet wird.

- 18. Verfahren nach einem der vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, daß im Rahmen des Klassifikatortrainings Bootstrapping angewandt wird, so daß für die Bestimmung der Parameter des Klassifikationsalgorithmus neben den Objekten der Klasse  $Z_k$  nur solche Objekte der Klasse  $Z_k$  verwendet werden, welche im Merkmalsraum nahe den Objekten der Klassen Zk liegen.
- 19. Verfahren nach Anspruch 19, dadurch gekennzeichnet, daß bei der Verwendung eines Radial-Basis-Funktions-Klassifikators das Bootstrapping im Rahmen des Clusteringprozesses zur Ermittlung der Parameter a und bi erfolgt. 20. Verfahren nach einem der vorhergehenden Ansprüche, dadurch gekennzeichnet, daß eine Dimensionsreduktion im Merkmalsraum vorgenommen wird.
- 21. Verfahren nach Anspruch 20, dadurch gekennzeichnet, daß die Dimensionsreduktion mittels einer Hauptachsen-Transformation vorgenommen wird.
- 22. Verfahren nach Anspruch 20, dadurch gekennzeichnet, daß die Dimensionsreduktion mittels eines Local-Processing-Algorithmus vorgenommen wird.

20

5

10

15

25

30

35

40

45

50

55

60

65